

# 可重构分层感知网络流量预测算法

李莉<sup>1</sup>, 吴润泽<sup>2</sup>, 包正睿<sup>2</sup>, 庞思睿<sup>3</sup>

(1. 国网冀北电力有限公司经济技术研究院, 北京 100055;

2. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206;

3. 国网冀北电力有限公司信息通信分公司, 北京 100053)

**摘要:**流量预测有利于实现网络资源的优化配置,而计算机技术的发展使得网络流量的变化特性十分复杂,通过以人工神经网络为主的智能算法进行预测已成为必然趋势。但人工神经网络的研究主要集中在算法层面,传统的硬件实现不易扩展和维护。为了改变人工神经网络串行预测特点不能满足实时处理要求,定制神经网络预测硬件不够灵活的现状,设计了一种采用分层可重构感知网络进行流量预测的方法。基于多核处理器中的片上网络技术构建并行感知器,通过修改分层感知网络结构,配置不同的激活函数实现可重构感知网络来进行流量预测,并在FPGA平台进行了仿真验证。测试结果表明,该方法灵活,且基于该方法的流量预测精度较高,实时性好。

**关键词:**流量预测;分层可重构感知;神经网络;片上网络;并行处理

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2018)05-0197-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2018.05.044

## Network Traffic Prediction Algorithm Based on Reconfigurable Hierarchical Perceptron Network

LI Li<sup>1</sup>, WU Run-ze<sup>2</sup>, BAO Zheng-rui<sup>2</sup>, PANG Si-rui<sup>3</sup>

(1. Economic and Technical Research Institute, State Grid Jibei Electric Power Company, Beijing 100055, China;

2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

3. Information and Communication Company, State Grid Jibei Electric Power Company, Beijing 100053, China)

**Abstract:** Traffic prediction is helpful to optimize the allocation of network resources. With the development of computer technology, the characteristic of network traffic is very complex, so it is an inevitable trend to forecast by using intelligent algorithms based on artificial neural network. However, the research of artificial neural network mainly focuses on the algorithm, traditional hardware implementation is not easy to expand and maintain. In order to change the situation that the artificial neural network can't meet the requirement of real-time processing and customized neural network prediction hardware isn't flexible enough, we design a method of traffic prediction based on hierarchical reconfigurable perceptron network, which is used for the traffic prediction by constructing parallel perceptron based on the on-chip network technology of the multi-core processors, modifying the hierarchical perceptual network structure and configuring different activation functions. Finally the simulation verification is carried out on the FPGA platform. Tests show that the method is flexible and has high prediction accuracy and good real-time performance.

**Key words:** traffic prediction; hierarchical reconfigurable perceptron; neural network; network on a chip; parallel processing

## 0 引言

随着互联网规模不断扩大,网络流量数据与业务种类越来越多,网络资源与网络需求供需矛盾日趋尖锐,网络流量预测不但有助于分析网络安全状况,而且可以科学管理和防范网络异常,因此,网络流量预测研究和实现具有重要意义<sup>[1]</sup>。

当前网络流量预测模型<sup>[2-3]</sup>主要分为线性预测和非线性预测两种。线性预测建模简单,实现精度高,但不适合规律性较弱、复杂多变的非线性网络流量特性<sup>[4]</sup>。神经网络通过神经元能够逼近非线性函数,因此广泛应用于网络流量预测。但是神经网络流量预测<sup>[5-7]</sup>方法存在网络结构、权值和初始值确定问题,实

收稿日期:2017-04-29

修回日期:2017-08-24

网络出版时间:2017-12-05

基金项目:国家自然科学基金(51507063)

作者简介:李莉(1979-),女,高级工程师,研究方向为电力通信技术及网络规划。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20171205.1433.100.html>

现过程主要为串行计算<sup>[8]</sup>,没有充分发挥神经网络并行优势。

而定制的神经网络处理硬件系统,存在资源分配和多核通信问题,硬件结构固定对预测网络规模的变化没有伸缩性,不能灵活修改预测算法<sup>[9-10]</sup>。片上网络(network on a chip, NoC)借鉴计算机网络技术,利用网络通信改变传统多核总线控制方式,使得片上多核处理器(multiprocessor systems on chip, MPSoC)具有更低时延、更高的吞吐率<sup>[11-12]</sup>。

针对以上问题,结合人工神经网络可并行计算的特点,设计了一种基于多核片上网络技术的分层可重构感知网络模型,并将其应用在流量预测中。硬件仿真结果表明,该方法的预测精度和执行效率有明显的提高。

## 1 可重构分层感知神经网络

分层感知神经网络通过神经元构建分层连接网络,模拟人脑真实的生物神经网络(biological neural networks, BNN)工作过程<sup>[13]</sup>。分层感知神经网络一般包括一个输入层、一个或者多个隐藏层和一个输出层,各层根据需要,可以包含有多个神经元。图 1 为一个 6-8-1 分层感知神经网络结构图,其中输入层有 6 个输入单元,隐藏层有 8 个感知器,输出层有 1 个神经单元。

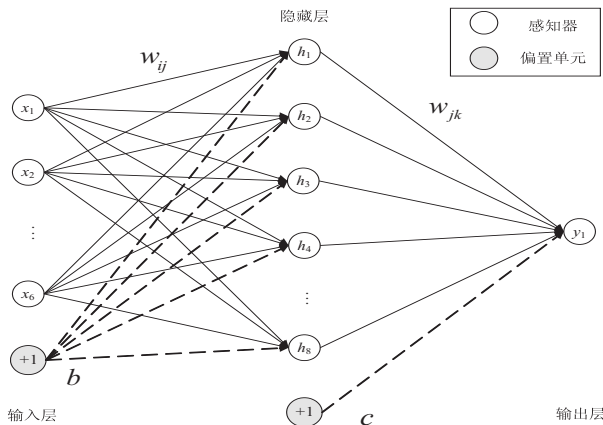


图 1 分层感知神经网络结构

分层感知神经网络工作过程分为训练过程与推理过程<sup>[14]</sup>。训练过程为输入训练数据和目标向量,通过不同的神经网络拟合算法,计算得到感知网络训练权值。推理过程为训练权值和输出预测数据误差,得到输出预测结果。分层感知神经网络在训练权值时一般采用后向传播算法(back propagation, BP), BP 算法按照预测感知数据流方向又分为前向感知传播和后向误差传播。

(1) 前向感知传播过程。输入变量设为  $X_k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$ , 其中  $n$  为输入层神经元个数,  $k = 1, 2, \dots, m$ , 输出变量为  $Y_k = (y_1^k, y_2^k, \dots,$

$y_q^k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$ , 其中  $m$  为训练样本数目,  $n$  为输入层神经元个数,  $q$  为输出层神经元个数。将样本数据  $X_k$  输入到神经网络中,信号将沿输入层—隐藏层—输出层前向传播,得到最终的输出值  $Y_k$ , 如式(1)、(2)所示。

$$h_j^k = f(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i^k + b_j), j = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

$$y_t^k = f(\sum_{j=1}^p w_{jt} h_j^k + c_t), t = 1, 2, \dots, q \quad (2)$$

其中,  $p$  为隐藏层感知器个数;  $h_j^k$  为隐藏层感知器  $j$  的输出;  $y_t^k$  为第  $k$  个样本对应的预测输出;  $w_{ij}$  为输入层第  $i$  个神经元至感知器  $j$  的连接权值;  $w_{jt}$  为感知器  $j$  至输出层第  $t$  个神经元的连接权值。  $b_j$  为感知器  $j$  的偏置值;  $c_t$  为输出层神经元  $t$  的偏置值;  $f()$  为激活函数,一般使用 Sigmoid 函数,如式(3)所示。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

(2) 后向误差传递过程。在权值寻优和修正时,以最小化目标函数(代价函数)为目标,采用梯度下降法逐层计算模型的参数,即连接权值和偏置值。设第  $k$  个训练样本输出误差为  $E_k$ , 则代价函数  $E$  表示为:

$$E_k = \sum_{t=1}^q (y_t^k - o_t^k)^2 / 2 \quad (4)$$

$$E = \sum_{k=1}^m E_k = \frac{1}{2m} \sum_{k=1}^m \sum_{t=1}^q (y_t^k - o_t^k)^2 \quad (5)$$

其中,  $o_t^k$  为第  $k$  个样本对应的实际输出。

当所有样本数据通过网络得到输出时,误差便按照反向传播方式计算各层权值和偏置值的变化量,从而实现更新。

权值更新规则如下式所示:

$$\begin{cases} w = w - \alpha \frac{\partial E}{\partial w} \\ b = b - \alpha \frac{\partial E}{\partial b} \\ c = c - \alpha \frac{\partial E}{\partial c} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\alpha$  为学习速率,一般取值在 0.01 ~ 0.1 之间。代价函数  $E$  对权值参数的求导计算如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m h_j^k (y_t^k - o_t^k) y_t^k (1 - y_t^k) \\ \frac{\partial E}{\partial c_t} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (y_t^k - o_t^k) y_t^k (1 - y_t^k) \\ \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_i^k (\sum_{t=1}^q w_{jt} (y_t^k - o_t^k) y_t^k (1 - y_t^k)) h_j^k (1 - h_j^k) \\ \frac{\partial E}{\partial b_j} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (\sum_{t=1}^q w_{jt} (y_t^k - o_t^k) y_t^k (1 - y_t^k)) h_j^k (1 - h_j^k) \end{cases} \quad (7)$$

## 2 基于多核片上网络技术的可重构分层感知神经网络设计

分层感知网络模拟人体神经元网络具有并行特点,每个神经元都与多核中的物理核对应,而神经元信息传导与多核之间通信相似,因此,提出基于多核片上网络系统<sup>[15-16]</sup>设计实现分层感知网络。

### 2.1 多核片上网络结构

MPSoC 采用 2D 网络结构,集成了 16 个微处理器核,具备良好的并行性能。图 2 为片上网络一个节点内部结构,每个节点均含有一个网络接口、RISC 微处理器、SRAM 及 SRAM 控制器以及片上网络路由器。其中的一个节点还应包含通用串口模块,用于协调整个系统节点间的数据交互和信息同步。

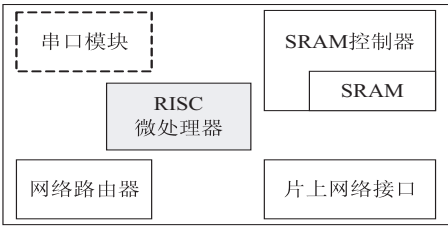


图2 片上网络节点内部结构

### 2.2 分层感知网络结构实现

采用多核片上网络系统实现分层感知神经网络,多核中的每个物理核都映射为一个神经元,并且利用片上网络分层技术将片上网络节点分为不同层。图 3 为基于多核片上网络的分层可重构并行感知网络结构,其中 16 个节点实现三层 BP 网络结构,将输入层映射为源层,包含 6 个节点;输出层映射为感知层,包含 2 个节点;隐藏层映射为中间层,包含 8 个节点。目的层即输出层,包含 2 个节点,其中一个节点用来计算误差和预测输出值,而另一个节点为预留,专门保存所

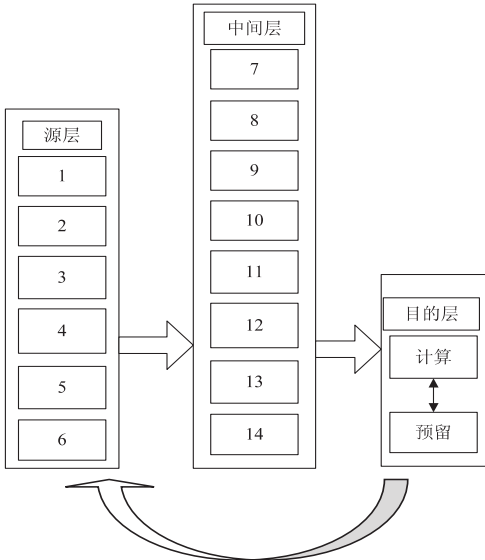


图3 基于多核片上网络的分层可重构并行感知网络结构

有目的层误差项、中间层权值、激活函数,并负责向源层发送误差数据。

采用多核片上网络系统实现可重构感知神经网络,其可重构性在于:

(1)使用多核片上网络结构,可单独在每个物理核中配置感知器,灵活构造不同的感知网络结构,且并行性能较好。

(2)分层感知网络的权值和激活函数单独存储在节点中,容易修改和编程。

### 2.3 分层感知网络流量预测流程

图 4 为分层可重构并行感知网络流量预测流程。

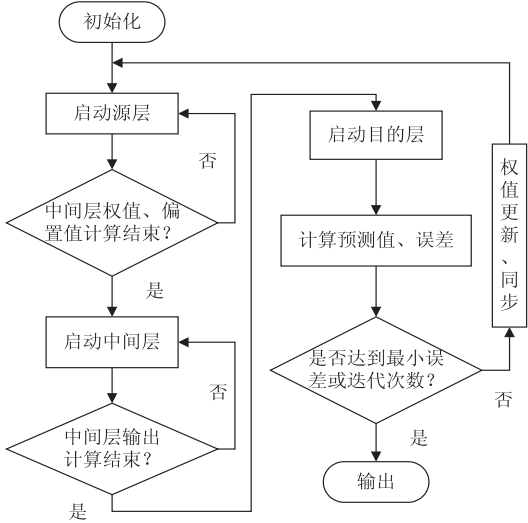


图4 分层可重构并行感知网络流量预测流程

具体过程如下:在源层节点保存初始化网络流量输入值、中间层权值、阈值初始值,通过片上网络传递给中间层所有节点进行前向传播,并将计算结果传输到目的层节点。目的层中的计算节点计算网络流量预测输出值和误差值,如果预测误差满足误差要求,则预测结束输出网络流量预测值;如果不满足预测误差要求,则计算中间层和目的层权值以及偏置值的修正值,将结果传输到预留节点。预留节点通过片上网络传递给源层节点,重新进行感知预测过程。

## 3 实验仿真分析

利用 Altera 公司的 EP2S180FPGA demo 开发系统进行算法验证。利用实验室 Netflow 流量分析工具从 2017 年 3 月 6 日 10:00 开始捕获的 1 000 个时间点流量数据作为样本数据,其中前 908 个数据用来训练分层感知网络,后 92 个数据作为测试样本,验证该网络的预测性能。采用 MATLAB 实现 BP 网络流量预测并与其预测精度进行比较。如图 5 所示,提出的可重构并行感知网络流量预测精度与 BP 网络性能相差不多,而且可以通过更多的训练得到相应的权值,提高了预测精度。

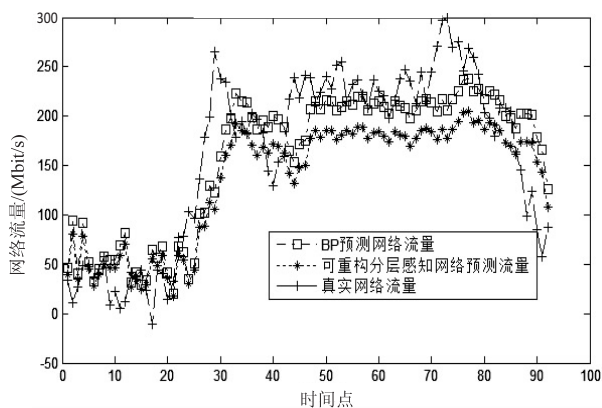


图 5 分层感知网络流量预测精度比较

评价神经网络硬件性能参数<sup>[17-18]</sup>一般采用每秒钟每核执行累加数目 (connection per second per core, CPSPC), 即神经网络每秒钟执行乘累加的数目与物理核数的比值。经过测试得出, 该算法的 CPSPC 值为 95 000, 明显高于专用神经网络处理单元。

## 4 结束语

利用多核片上网络技术实现分层感知网络进行网络流量预测, 充分发挥神经网络并行设计思想, 同时利用多核结构实现感知网络算法的可重构。仿真测试表明, 该算法具有良好的预测精度, 可扩展性好, 并行度高, 可以将其推广到其他神经网络的应用领域。

### 参考文献:

- [1] 田中大, 李树江, 王艳红, 等. 基于混沌理论与改进回声状态网络的网络流量多步预测[J]. 通信学报, 2016, 37(3): 55-70.
- [2] 邵 忻. 一种新的基于 ARIMA-SVM 网络流量预测研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(5): 1901-1903.
- [3] PENG Y, CHEN K, WANG G, et al. Towards comprehensive traffic forecasting in cloud computing: design and application[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2016, 24(4): 2210-2222.
- [4] 田中大, 高宪文, 李树江, 等. 遗传算法优化回声状态网络的网络流量预测[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(5): 1137-1145.

- [5] CHAN K Y, DILLON T S, SINGH J, et al. Neural-network-based models for short-term traffic flow forecasting using a hybrid exponential smoothing and Levenberg-Marquardt algorithm[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 644-654.
- [6] 高述涛. CS 算法优化 BP 神经网络的短时交通流量预测[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(9): 106-109.
- [7] 赖锦辉, 梁 松. 基于 ACS 优化 BP 神经网络的交通流量短时预测方法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(10): 244-248.
- [8] 冯华丽, 刘 渊, 陈 冬. QPSO 算法优化 BP 网络的网络流量预测[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(3): 102-104.
- [9] 万 勇, 王 沁, 李占才, 等. 一种神经网络硬件实现的可重构设计[J]. 计算机应用, 2006, 26(1): 202-203.
- [10] 李 昂, 王 沁, 李占才, 等. 基于 FPGA 的神经网络硬件实现方法[J]. 北京科技大学学报, 2007, 29(1): 90-94.
- [11] JERRAYA A, TENBUNEN H, WOLF W. Multiprocessor systems-on-chips[J]. IEEE Computer, 2005, 38(7): 36-40.
- [12] YANG H, KIM S, HA S. An MILP-based performance analysis technique for non-preemptive multitasking MPSoc[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2010, 29(10): 1600-1613.
- [13] 刘 澍, 王宏远. 基于混合遗传算法优化的 MLP 神经网络的调制方式识别[J]. 武汉大学学报: 理学版, 2008, 54(1): 104-108.
- [14] 朱新召, 胡哲琨, 周 莉, 等. 基于多核处理器的多层感知神经网络设计和实现[J]. 微电子学与计算机, 2014, 31(11): 27-31.
- [15] 张 帅, 宋凤龙, 王 栋, 等. 多核结构片上网络性能-能耗分析及优化方法[J]. 计算机学报, 2013, 36(5): 988-1003.
- [16] 付斌章, 韩银和, 李华伟, 等. 面向高可靠片上网络通信的可重构路由算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(3): 448-455.
- [17] 李 洋. 基于 QoS 保证的 2D-mesh 片上网络延时评价与性能优化研究[D]. 长春: 吉林大学, 2015.
- [18] 王 磊, 陆 超, 章隆兵, 等. 基于神经网络预测模型的异构多核处理器调度[J]. 高技术通讯, 2015, 25(6): 567-574.

(上接第 196 页)

- [11] LIU Tianyuan, SONG Meina, ZHANG Xiaoqi. Research of massive heterogeneous data integration based on Lucene and Xquery[C]//Proceedings of 2010 IEEE 2nd symposium on Web society. Beijing: IEEE, 2010: 648-652.
- [12] GANTER B. Two basic algorithms in concept analysis[M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2010.
- [13] RESNIK P. Semantic similarity in a taxonomy: an informa-

tion based measure and its application to problems of ambiguity and natural language[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1999, 11: 95-130.

- [14] 马小雨. 基于 AHP 的煤炭科研项目评价系统的设计与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2007.
- [15] 李广利, 李书宁. 科技查新报告自动生成软件的设计与实现[J]. 现代图书情报技术, 2013(2): 82-87.